

DOI: 10.3969/j.issn.1006-9771.2025.09.014

· 辅助技术 ·

基于自适应时序对齐的智能下肢假肢运动意图识别



苏本跃^{1,2,3}, 刘文瑶^{2,3}, 宗文杰^{2,3}, 王保乾^{2,3}, 盛敏⁴

1. 铜陵学院数学与计算机学院, 安徽铜陵市 244061; 2. 安庆师范大学计算机与信息学院, 安徽安庆市 246133; 3. 安徽省铜基材料数字化智能制造工程研究中心, 安徽铜陵市 244061; 4. 安庆师范大学数理学院, 安徽安庆市 246133

通信作者: 苏本跃, E-mail: subenyue@sohu.com

基金项目: 1. 安徽省高校优秀科研创新团队项目 (No. 2023AH010056); 2. 铜陵学院联合培养硕士研究生创新基金项目 (No. 24tlcb01)

摘要

目的 针对智能下肢假肢运动意图识别中因个体步态差异和固定时间窗提取数据导致的运动误分类问题, 提出一种基于自适应时序对齐的运动意图识别方法。

方法 在下肢运动中, 对于连续两个步态周期数据, 基于不同稳态模式下的类间差异性, 通过跨周期帧间差分检测步态模式一致性。针对检测为单一稳态模式的样本, 引入动态时间规整算法将相邻周期运动序列进行对齐, 以减小个体差异。提取 Haar 小波 4 层分解低频系数构建特征向量, 最后通过支持向量机实现分类。试验方案设计为: 利用 3 个惯性测量单元采集测试对象在 13 种运动模式中下肢的加速度和角速度信息, 测试对象为 10 例健康受试者和 1 例经胫骨截肢受试者, 13 种运动模式包括 5 种稳态模式(平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡)和 8 种转换模式(平地行走与上楼、下楼、上坡、下坡的相互转换)。

结果 经过对 10 例健康人的模拟测试和 1 例截肢者的测试, 5 种稳态模式的识别准确率分别为 99.24% 和 100%, 13 种运动模式的识别准确率分别为 98.51% 和 89.11%。

结论 本研究提出了一种自适应时序对齐的运动意图识别方法, 该方法有效减小个体步态差异对特征表征的干扰, 增强了步态特征的一致性与判别性, 最终实现了识别性能的提升。

关键词 运动意图识别; 智能下肢假肢; 惯性测量单元; 动态时间规整; 自适应时序对齐; 帧间差分; 单一步态模式

Adaptive temporal alignment-based motion intention recognition for intelligent lower-limb prostheses

SU Benyue^{1,2,3}, LIU Wenyao^{2,3}, ZONG Wenjie^{2,3}, WANG Baoqian^{2,3}, SHENG Min⁴

1. College of Mathematics and Computer Science, Tongling University, Tongling, Anhui 244061, China; 2. College of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing, Anhui 246133, China; 3. Anhui Engineering Research Center of Intelligent Manufacturing of Copper-based Materials, Tongling, Anhui 244061, China; 4. College of Mathematics and Physics, Anqing Normal University, Anqing, Anhui 246133, China

Correspondence to SU Benyue, E-mail: subenyue@sohu.com

Supported by Excellent Innovative Research Team of Universities in Anhui Province (No. 2023AH010056) and Innovation Fund Project for Joint Postgraduate Training of Tongling University (No. 24tlcb01)

Abstract

Objective To address the issue of motion misclassification caused by individual gait differences and fixed time window data extraction in motion intention recognition for intelligent lower limb prostheses, this study proposes a motion intention recognition method based on adaptive temporal alignment.

Methods In lower limb motion analysis, for continuous gait cycle data, inter-class variability across different steady-state modes was utilized to detect gait pattern consistency through inter-cycle frame differencing. For samples identified as single steady-state modes, the dynamic time warping algorithm was introduced to align adjacent motion sequences, thereby reducing individual variability. Haar wavelet 4-level decomposition was applied to ex-

作者简介: 苏本跃(1971-), 男, 汉族, 安徽芜湖市人, 博士, 教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向: 康复医学、模式识别、人工智能。

tract low-frequency coefficients for feature vector construction, and classification was performed using a support vector machine. The experimental protocol was designed as follows: three inertial measurement units were used to collect lower limb acceleration and angular velocity data from subjects performing thirteen locomotion modes. The test subjects included ten healthy participants and one transtibial amputee. The locomotion modes consisted of five steady-state modes (level walking, stair ascent, stair descent, ramp ascent, and ramp descent) and eight transition modes (mutual transitions between level walking and stair ascent/descent, as well as ramp ascent/descent).

Results Simulation tests on ten healthy individuals and one amputee showed recognition accuracies of 99.24% and 100% for five steady-state modes, and 98.51% and 89.11% for all thirteen motion modes, respectively.

Conclusion This study proposes an adaptive temporal alignment-based motion intention recognition method. The proposed approach effectively reduces the interference of individual gait variability on feature representation, enhances the consistency and discriminability of gait features, and ultimately improves recognition performance.

Keywords: motion intention recognition; intelligent lower-limb prostheses; inertial measurement unit; dynamic time warping; adaptive temporal alignment; inter-frame difference; single gait mode

[中图分类号] R496 [文献标识码] A [文章编号] 1006-9771(2025)09-1101-15

[本文著录格式] 苏本跃,刘文瑶,宗文杰,等. 基于自适应时序对齐的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 中国康复理论与实践, 2025, 31(9): 1101-1115.

CITED AS: SU Benyue, LIU Wenyao, ZONG Wenjie, et al. Adaptive temporal alignment-based motion intention recognition for intelligent lower-limb prostheses [J]. Chin J Rehabil Theory Pract, 2025, 31(9): 1101-1115.

0 引言

2024 年,我国 866.8 万残疾人获得基本康复服务,其中肢体残疾人 408.3 万,占比 47%^[1]。截肢者群体由于肢体残缺,身心都备受压力^[2]。相较于上肢截肢,单侧下肢截肢会显著破坏人体运动链的力学平衡,引发步态异常、能耗增加和脊柱代偿等问题,其功能损害程度远超上肢截肢的局部功能受限^[3-4]。研究动力智能下肢假肢是提升下肢截肢者康复服务水平和生活质量的迫切需要^[5-7]。

智能下肢假肢运动意图识别中常见的信号源包括生物力学信号和生物电学信号^[8-9]。生物力学信号主要通过运动传感器和压力传感器采集^[10]。这两类传感器技术成熟且抗干扰能力强,其信号稳定性优于生物电学信号^[11-13],因此被广泛应用于智能下肢假肢。本研究仅采用运动传感器作为信号采集设备。

惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)作为一种典型的运动传感器,因其高稳定性、便捷性和非侵入性的特点,成为分析人体运动和行为的强有力工具^[14-16]。

在基于 IMU 数据的研究中, Su 等^[17]将摆动相前 45 帧 IMU 数据输入卷积神经网络,对 13 种运动模式进行识别;盛敏等^[18]采集摆动相前 45 帧时序数据并解算膝关节角,提取膝关节角最大值斜率弥补统计特征不稳定性,将几何特征与物理特征结合对 13 种运动模式

进行分类; Kim 等^[19]提出一种基于深度时序卷积网络的模式统一意图估计方法,通过 1.25 s 的固定时间窗提取数据,将 5 种不同的运动模式映射至连续坡度域进行回归学习并估计坡度;唐易等^[20]使用 250 ms 窗口长度和 10 ms 的滑动增量来截取数据并提取特征,对 6 种不同的运动在健康受试者和髌截肢者的数据集上进行训练和识别。

当前研究普遍采用固定时间窗或者固定滑窗策略提取特征。但 IMU 固定采样频率与步态参数个体差异存在矛盾:步频增加导致步态周期缩短,使相同时间窗覆盖的相位比例增大,进而引发特征空间分布重叠度升高,降低分类器泛化性能。这种由时序失准导致的特征污染问题,需要通过运动序列的弹性对齐来解决^[21]。

动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法通过弹性对齐不同长度序列的相似相位,为构建鲁棒的时序特征提供了有效方法。

Haque 等^[22]采用多维 DTW 技术在模板匹配环节对下肢假肢用户的走、行走至上楼梯和行走至下楼梯 3 种运动模式进行了识别,达到高准确率和低计算负荷的效果。Zheng 等^[23]提出一种基于 DTW 自动更新模板的自适应识别方法,对 7 种稳态模式和 18 种转换模式进行实时识别。现有研究通常将 DTW 的弹性对齐功能应用在步态分析领域,但应用多局限于模板匹配环

节的单周期对齐，未解决相位累积偏移问题。

稳态模式和转换模式在部分特征维度上的相似性，以及固定时间窗提取特征因个体差异导致相位覆盖不一致，且关键事件偏移引发特征失准，这些问题都影响模型的性能。

本研究提出一种基于自适应时序对齐的智能下肢假肢运动意图识别方法。动态提取健侧腿摆动相的数据，利用稳态和转换模式的类间差异性，通过对应帧间差分来检测相邻两周期是否为单一步态模式。对于单一步态模式，使用DTW对齐稳态步摆动相内部的关键事件。利用小波变换表征不同运动的非平稳特征，并构建特征向量进行分类。

1 资料与方法

1.1 一般资料

选取 10 例健康受试者和 1 例左腿经胫骨截肢者。健康受试者基本信息见表 1。

其中 10 例健康受试者包括 5 例男性和 5 例女性，年龄 18~30 岁，身高 155~183 cm，体质量 40~83 kg。健康受试者以左侧为患侧，右侧为健侧，通过佩戴模拟器来模拟截肢者的 13 种运动模式。见图 1。

每种运动模式采集 10 遍，共计 1 300 个样本。1 例经胫骨截肢者 45 岁，身高 179 cm，体质量 80 kg，左腿截肢，穿戴假肢 13 年。经胫骨截肢者 13 种运动，每种运动模式采集 10 遍，共 130 个样本，采集过程在专业医生指导下完成。采集场景为一个坡度 10°、长 6 m 的斜坡，一组共 8 级、每级高 16 cm 的楼梯，以及足够大的平地所构成。

本研究经铜陵学院科研处审核批准(No. KYLL-2025-01)。受试者完全知情自愿并签署知情同意书。



图 1 模拟器和传感器穿戴示意图
Figure 1 Schematic diagram of the simulator and wearable sensors

试验采集的 13 种运动模式包括 5 种稳态模式和 8 种转换模式。5 种稳态模式分别为平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡，8 转换模式是由 5 种稳态模式相互转换而来，具体运动模式见表 2。

1.2 信号采集

数据集由 Noitom Perception Legacy 采集。见图 2。该设备是一套基于 IMU 的动作捕捉系统，每个 IMU 包括一个三轴加速度计和一个三轴陀螺仪，可以同时采集加速度、角速度、触地状态等数据，加速度量程为±24 G，角速度量程为±2 000°/s，角速度测量分辨率为 0.02°，采样频率为 96 Hz。

表 1 健康受试者信息

Table 1 Information of healthy subjects

编号	性别	年龄/岁	身高/cm	体质量/kg
HV01	男	24	183	83
HV02	男	27	180	70
HV03	男	26	162	55
HV04	男	27	173	78
HV05	男	30	175	69
HV06	女	26	170	60
HV07	女	24	165	52
HV08	女	24	178	62
HV09	女	24	163	49
HV10	女	18	155	40

表2 13种运动模式
Table 2 13 types of movement patterns

模式类别	运动模式	运动模式描述
转换模式	行走—上楼	平地行走到上楼转换
	行走—下楼	平地行走到下楼转换
	行走—上坡	平地行走到上坡转换
	行走—下坡	平地行走到下坡转换
	上楼—行走	上楼到平地行走转换
	下楼—行走	下楼到平地行走转换
	上坡—行走	上坡到平地行走转换
	下坡—行走	下坡到平地行走转换
稳态模式	行走	平地行走
	上楼	稳步上台阶
	下楼	稳步下台阶
	上坡	稳步上坡
	下坡	稳步下坡



图2 Noitom Perception Legacy动作捕捉设备
Figure 2 Motion capture device of Noitom Perception Legacy

当传感器集成在智能下肢假肢上,进行转换模式识别时,产生新的稳态模式,造成意图识别滞后。而采集的信号反映的是假肢的运动信息,而非受试者本身的运动意图^[24]。因此,采集数据时,将传感器放置于健侧腿^[25],不仅更早知晓受试者真正运动意图,也给假肢的中底层控制留下更多时间,从而减少因假肢的动力参数改变不及时而引起的晃动、摔倒等意外发生。将3个IMU分别放置于受试者健侧大腿、小腿和脚部,采集运动数据,实时上传云端进行数据分析与预测,并把预测结果实时传输回假肢。见图3。

1.3 方法

采用相邻两步态周期数据,将本周期健侧摆动相和前一周期摆动相IMU信号插值后对应相减得到新数据集,进行步态模式一致性检测。对于稳态模式样本,采用DTW算法将当前步态周期的健侧摆动相信号与前一周期对应相位的信号进行时序对齐,输出规整后的当前周期数据。通过三次样条插值统一所有样本长度,再提取Haar小波4层分解的低频近似系数作为特征向量,实现用户运动意图实时预测。见图4。

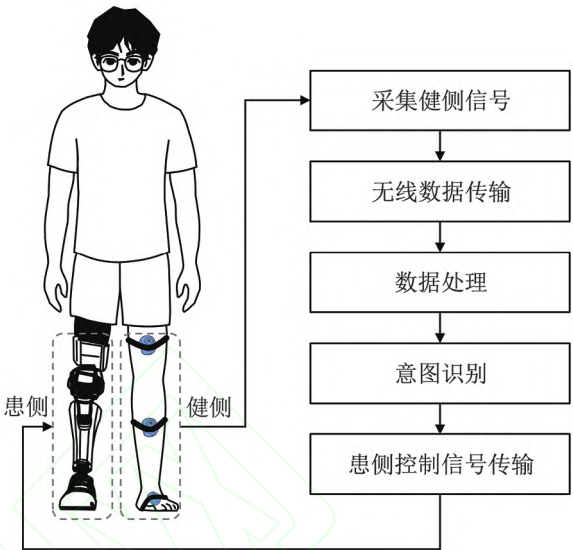


图3 健侧和患侧关系示意图

Figure 3 Relationship between the sound limb and the prosthetic limb

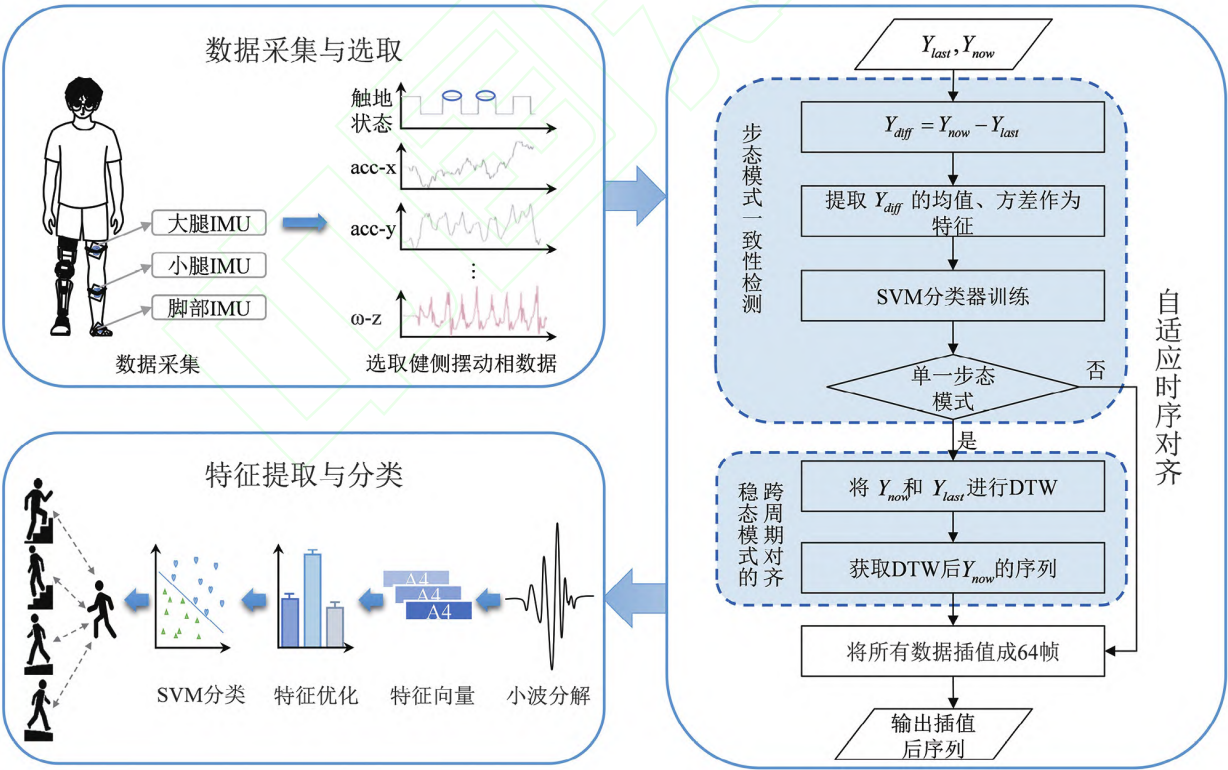


图4 本研究运动意图识别流程框架

Figure 4 Flowchart of the motion intention recognition process

1.3.1 理论基础

人体下肢运动具有周期性特征,但个体间步态参数存在差异^[26]。从生物力学视角,这种运动表现为两种互补的控制机制:在支撑相,髌-膝-踝关节力矩通过高度耦合形成动态平衡,依赖本体感觉和皮肤力学感受器的外周反馈调节为步态周期划分提供理论基础;在摆动相,髂腰肌、胫骨前肌和腓绳肌的时序性激活(分别负责下肢启动、足部轨迹控制和着地减速)构成以前馈控制为核心、受多感觉反馈动态调制的适应性控制范式^[27]。根据牛顿第二定律,肌肉收缩产生的力作用于下肢各环节,转化为关节的线加速度和角加速度,这一动力学过程可通过IMU采集的加速度和角速度信号进行量化。

DTW是一种基于动态规划的时间序列对齐算法。设2个离散序列 X 和 Y 的长度分别为 n 、 m ,故有 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$,通过构建距离矩阵实现序列的弹性匹配。其核心计算过程包含3个关键步骤:首先计算局部距离矩阵 C :

$$C(i, j) = \|x_i - y_j\|_2, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

然后通过递推公式:

$$D(i, j) = C(i, j) + \min \{D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)\} \quad (2)$$

构建累积距离矩阵 D ,最后在满足边界约束、单调性约束和连续性约束的条件下回溯最优路径^[28]。

小波分析通过可调节的时频窗口,能够有效捕捉非平稳信号的局部特征,适合处理短时人体行为数据。在实际应用中,采集到的信号是离散值,故采用离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)进行特征提取。

定义尺度函数:

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}t - k), j, k \in Z \quad (3)$$

和小波函数:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k), j, k \in Z \quad (4)$$

信号的多分辨率的分解公式为:

$$f(t) = \sum_k c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) + \sum_{j=j_0}^{\infty} \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (5)$$

其中, $c_{j,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别为近似系数和小波系数。近似系数和小波系数分别表示信号的近似信息和细节信息。在分解过程中,近似系数会继续分解得到近似系数和小波系数,而小波系数保持不变。基函数和分解

层数的选择是小波变换中的2个关键参数,不同选择会对结果产生影响^[29]。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种监督学习算法,其核心思想是通过寻找最优超平面,最大化类别之间的间隔,从而实现分类^[30-31]。本研究使用径向基函数(radial basis function, RBF)作为核函数,其数学表达式为:

$$K(x, x_1) = \exp \left[-\frac{\|x - x_1\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

其中, σ 为核半径。通过网格搜索优化SVM的惩罚系数 C 和核函数参数 σ ,遍历参数组合并选择在验证集上表现最佳的参数,训练模型并进行测试。根据经验选定 $C = 32$, $\sigma = 0.25$ 。

1.3.2 数据提取与预处理

人体下肢运动具有一定规律性与周期性,据此可定义步态周期。水平地面条件下的步态周期定义为:从一只脚的脚步跟着地开始,终止于同侧脚的下次脚步跟着地。人体行走过程中双足与地面接触会触发两个步态事件,分别是脚步跟着地(heel strike, HS)和脚尖离地(toe off, TO)。根据不同的步态事件可以将一个步态周期划分为摆动相和支撑相。

支撑相是一个步态周期中,同侧脚的脚步跟着地到脚尖离地的时间间隔,占一个步态周期的60%;摆动相是一个步态周期中,同侧脚的脚尖离地到脚跟触地的时间间隔,占一个步态周期的40%^[32]。见图5。

基于上述步态相位特征,通过以下流程实现数据的提取与预处理。首先,采用移动平均滤波去除原始数据的高频噪声,保留低频趋势。其次,截取健侧大腿、小腿和脚踝3处IMU的三轴加速度和三轴角速度数据。最后,根据右脚触地状态来划分步态相位,基于稳态步和转换步的定义^[33]提取摆动相数据,其时间窗口为右脚脚尖离地至脚步跟着地。见图6。

1.3.3 自适应时序对齐

在稳态模式下,由于下肢运动的周期性,相邻步态周期对应帧的加速度、角速度差值序列趋近于零;而转换模式因运动状态突变导致差值序列呈现显著波动。基于这一生物力学特性,本研究借鉴分层策略思想^[34],先利用不同稳态运动模式的差异进行步态模式一致性检测。由于动态提取的摆动相数据存在时间帧数差异,无法直接进行跨周期帧间差分运算,通过三次样条插值将当前周期数据自适应调整为与前一周期

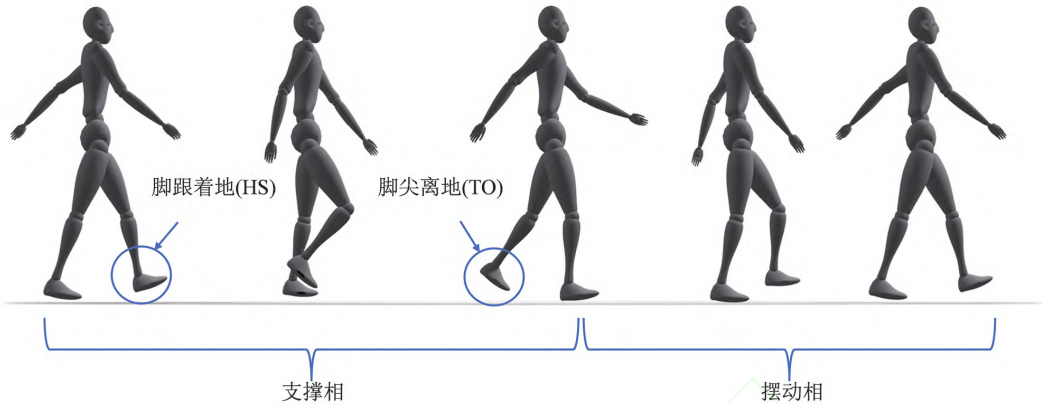


图5 步态周期示意图
Figure 5 Schematic diagram of gait cycle

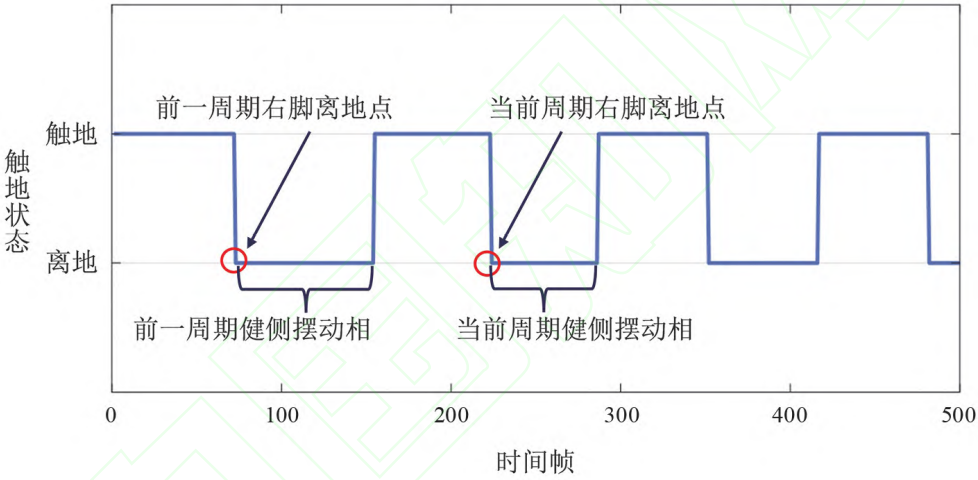


图6 右脚触地状态示意图
Figure 6 Illustration of right foot strike phase

的相同帧数，然后进行对应帧差分运算，由此得到差值序列。提取插值序列的均值和方差作为特征，使用SVM分类器对步态模式一致性进行判别。

由于个体步态差异和外界环境干扰，相邻步态周期摆动相的时长通常不同；直接对信号提取特征进行分析，相位错位可能导致关键生物力学事件的时序偏移，进而引入干扰。DTW通过弹性对齐相邻周期的关键生物力学事件(图7所示路径匹配)，将不同长度摆动相信号映射到统一长度的时间轴上，有效消除时间伸缩效应的影响；对齐后信号关键特征的一致性增强，而次要波动则被弹性压缩或扩展。如图8所示，DTW后信号的峰值形状得以保留。为实现特征一致性并降低时间维度不同的干扰，将判别为一致的样本

前后2个周期摆动相数据进行的DTW，输出当前周期规整后的最优路径信号，增大5种稳态模式的类内相似性，降低稳态模式和转换模式误分类的风险。

转换模式的运动信号呈现显著的非周期性和状态突变特性。若在此类场景中进行前后周期对齐，可能扭曲关键瞬态特征，强行对齐无关峰值，导致运动状态切换的细节信息丢失。因此，对判别为前后步态周期不一致的样本，直接进行特征提取。

1.3.4 特征提取与分类

本研究动态提取完整摆动相，并对步态模式判别为一致的样本进行DTW，导致不同样本的数据长度不一致，这影响到后续特征提取。因此使用三次样条

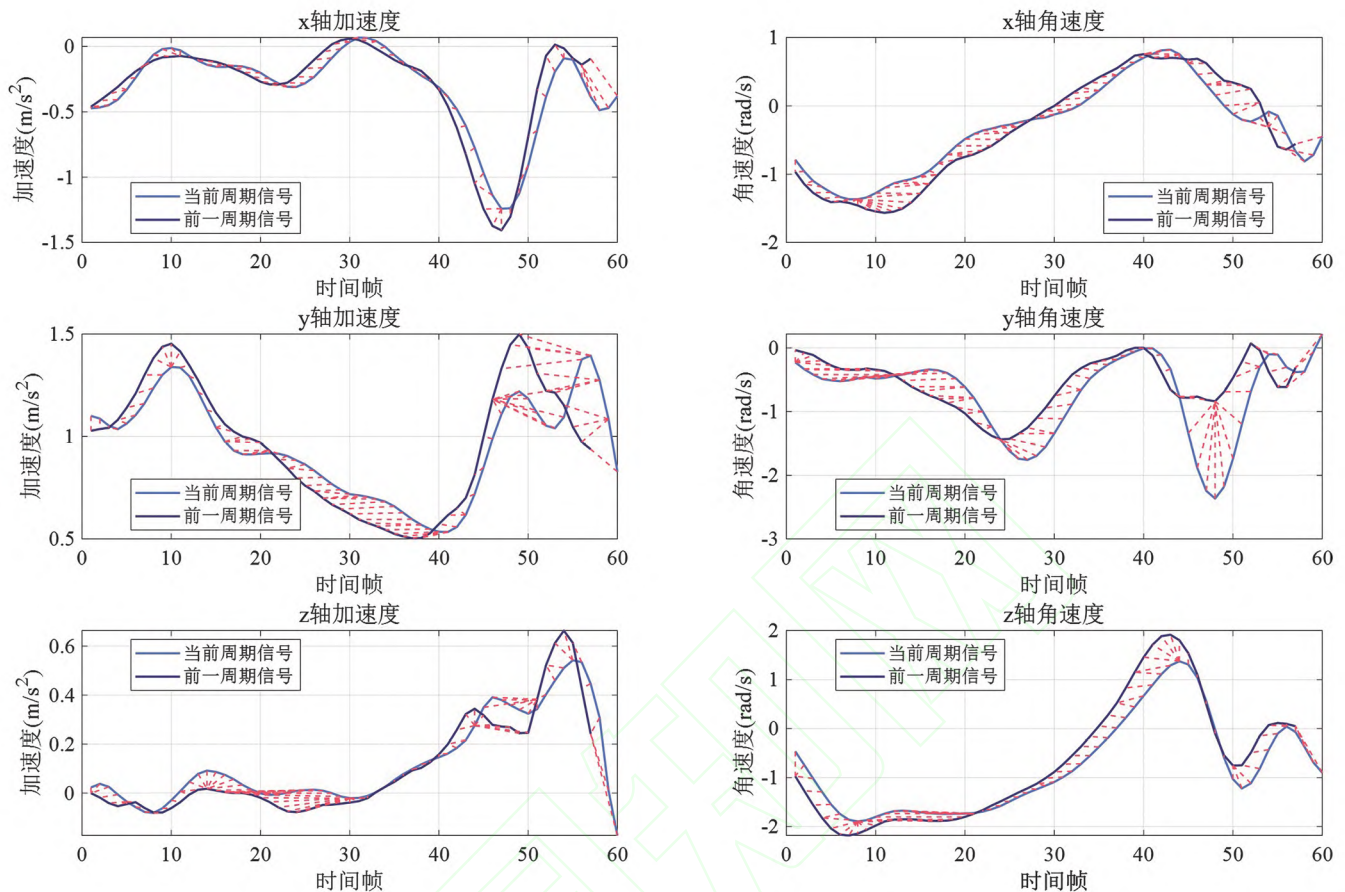


图7 DTW对齐路径

Figure 7 Optimal warping path in DTW

本插值, 将所有信号统一为64帧, 解决维度不一致问题。由于Haar小波的正交性、紧支撑性和对称性的特点, 本研究选取Haar小波作为小波基函数。人体行为的信息主要集中在低频部分^[35-36], 因此在特征提取时选用表示低频的近似系数。分解层数的不同导致各层的近似系数存在差异。与前一层相比, 后一层的近似系数包含较少的噪声和低频信息。因此, 选择4层分解, 特征提取时采用最后一层的近似系数^[37]。

对于插值后数据 $x = (x_1, x_2, \dots, x_{64})$, 小波每一层分解都分为高频和低频信息, 选用最后一层分解的近似系数 $A = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ 为提取特征。对大腿、小腿和脚踝3个IMU的6维数据分别提取最后一层分解的低频系数, 拼接成一个72维长向量构成特征向量。使用SVM作为分类器, 并通过10次重复五折交叉验证评估模型泛化性能, 减少数据划分的随机性影响。

2 结果

2.1 健康受试者模拟试验

若只对平地行走、上坡、下坡、上楼和下楼这5种稳态模式进行识别, 则所有样本都要与前一周期进行DTW, 再提取小波特征。试验结果识别率为99.24%。图9为稳态模式分类结果的混淆矩阵。其中, 走、上楼、上坡和下坡的识别率达到100%, 只有下楼出现误分类。若只对8种转换模式进行识别, 则从右腿摆动相数据直接提取小波特征, 不需要进行DTW。转换模式的识别率可以达到99.39%, 混淆矩阵如图10所示。在13种运动模式的混淆矩阵如图11所示, 总体识别率为98.51%。

2.2 经胫骨截肢受试者试验

对1例经胫骨截肢受试者的数据进行训练和识别。对该受试者的5种稳态模式、8种转换模式和13种综合运动模式进行识别, 准确率分别为100%、91.48%和89.11%。

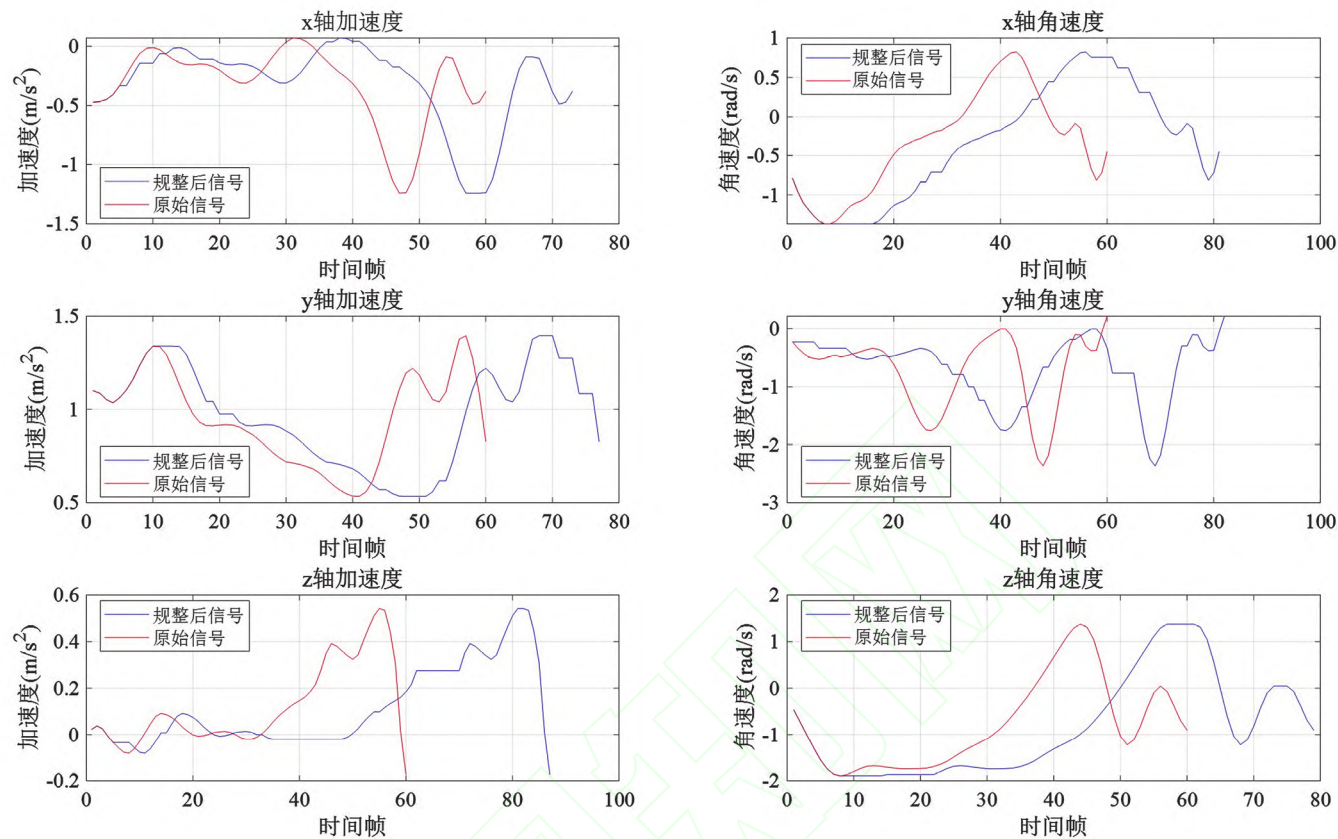


图8 DTW前后对比图

Figure 8 Comparison before and after DTW alignment

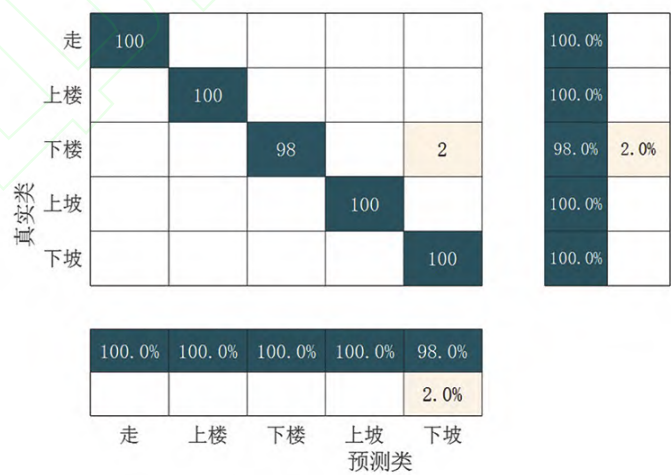


图9 5种稳态模式的混淆矩阵

Figure 9 Confusion matrix of five steady modes

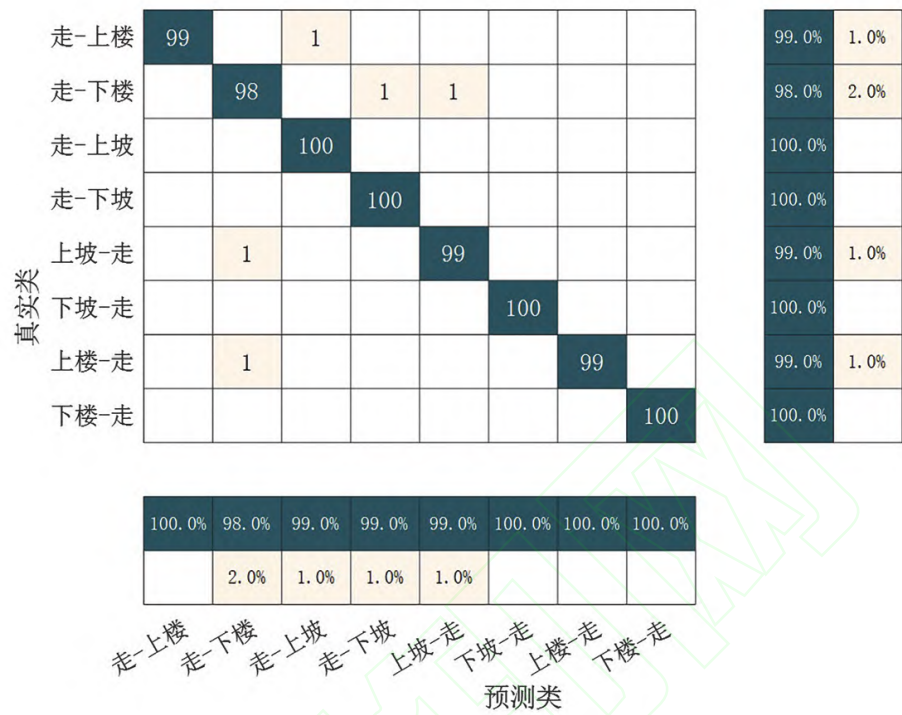


图 10 8 种转换模式的混淆矩阵
Figure 10 Confusion matrix of eight transitional modes

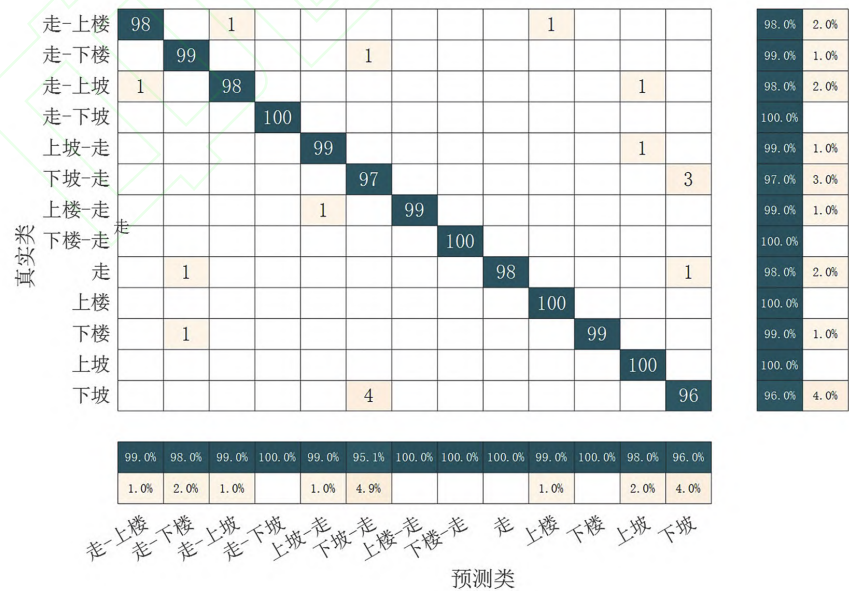


图 11 13 种运动模式的混淆矩阵
Figure 11 Confusion matrix of 13 motion modes

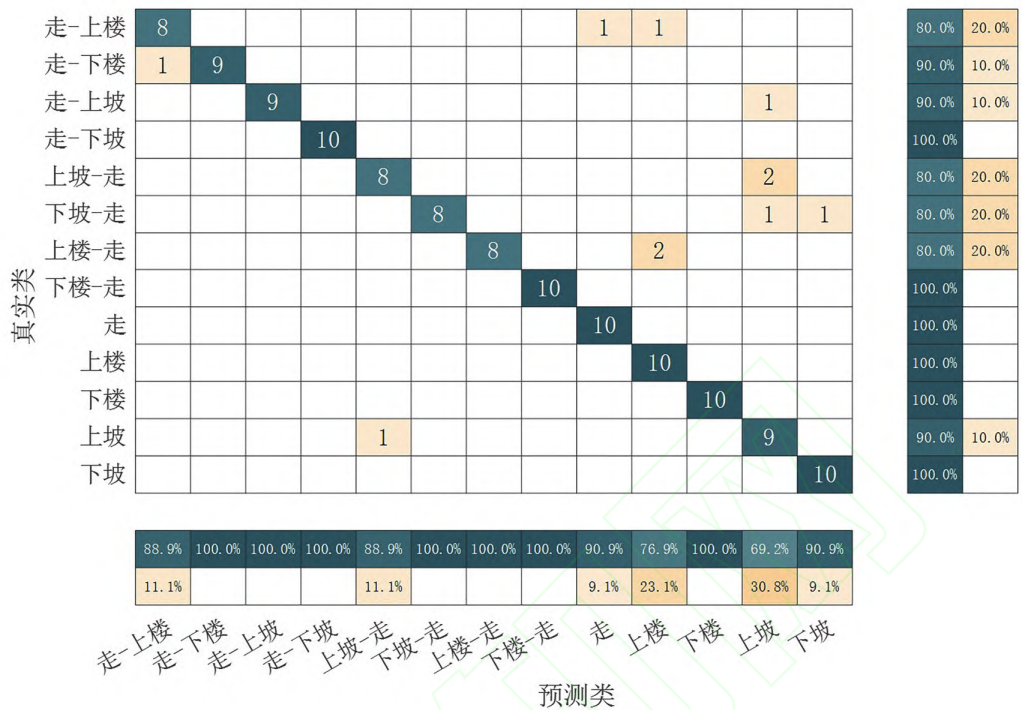


图 12 截肢者 13 种运动的混淆矩阵

Figure 12 Confusion matrix of 13 motion modes for a transtibial amputee

2.3 动态步态提取与特征对比试验

针对本研究所涉及的 13 种运动模式，从数据提取与处理和特征类型两个维度评估模型性能。见表 3。动态提取完整摆动相并进行自适应时序对齐操作后比提取摆动相前 45 帧直接提取特征进行分类识别准确率更高，提取小波 4 层低频系数比提取均值方差最值作为特征的识别准确率更高。在 4 个评价指标中，准确率直接表征系统整体决策的正确率，更符合假肢控制对全局稳定性的要求。动态提取完整摆动相并进行自适应时序对齐的前提下，选取小波 4 层低频系数作为特征的准确率 (98.51%) 显著优于均值方差最值 (98.02%)，0.49 个百分点的准确率提升意味着在每 200 步行走中可减少约 1 次错误决策，这对需要连续稳定控制的假肢系统至关重要。因此选择动态提取完整摆动相并进行自适应时序对齐，提取小波 4 层低频系数作为最终方案。

2.4 不同分类器

为验证分类器选择的合理性，对比 SVM、K 最近邻算法 (K-nearest neighbors, KNN)、随机森林 (Ran-

dom Forest, RF)、线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA) 和高斯朴素贝叶斯方法 (Gaussian naive Bayes, GNB) 这 5 种经典机器学习算法的性能表现。见表 4。

SVM 分类器在地形识别准确率、最终分类准确率、精确率、召回率和 F1 得分 5 项指标上最优，且最终分类准确率显著高于其他 4 个分类器；KNN 分类器的时间复杂度最低，但是其他各项指标均明显低于 SVM 分类器。综上所述，SVM 分类器在计算效率和分类性能之间取得了最佳平衡，本研究选择使用 SVM 分类器。

2.5 特征可靠性分析

在数据预处理阶段，首先对所有样本进行插值处理以统一时间帧数。但插值帧数过多会影响识别速度进而耽误后续控制和调整假肢的时间，而插值帧数过少则会丢失有效信息。表 5 展示不同插值下的分类结果，当插值至 64 帧时，模型在准确率、精确率和 F1 得分等关键指标上均达到最优，且时间消耗最少。因此，将自适应时序对齐后的信号统一插值为 64 帧。

表 3 动态提取数据与时序对齐优化效能对比试验

Table 3 Comparative efficacy experiment of dynamic data extraction versus temporal alignment optimization单位: %

数据提取与处理	特征	准确率	精确率	召回率	F1 得分
摆动相前 45 帧	均值方差最值	97.06	98.55	97.42	97.93
摆动相前 45 帧	小波 4 层低频系数	97.98	99.02	98.51	98.73
完整摆动相+自适应时序对齐	均值方差最值	98.02	99.89	98.10	98.96
完整摆动相+自适应时序对齐	小波 4 层低频系数	98.51	99.58	98.31	98.91

表 4 不同分类器性能对比

Table 4 Performance comparison of different classifiers

分类器	地形识别	最终结果				
	准确率/%	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1 得分/%	时间消耗/s
LDA	84.74	95.16	99.07	98.08	98.54	0.0291
KNN	93.17	94.32	96.98	95.30	96.05	0.0011
SVM	94.27	98.51	99.58	98.31	98.91	0.0102
RF	90.19	95.49	98.30	98.21	98.20	0.1211
GNB	76.15	77.88	93.76	87.32	90.08	0.1399

表 5 插值帧数分析

Table 5 Interpolated frame count analysis

插值帧数	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F1 得分/%	时间消耗/s
16 帧	95.45	98.71	98.01	98.33	0.0104
32 帧	98.06	98.95	98.86	98.89	0.0140
64 帧	98.51	99.58	98.31	98.91	0.0102
128 帧	98.19	99.54	98.03	98.75	0.0181
256 帧	98.04	99.49	97.91	98.66	0.0353

在特征工程阶段，基于 3 个 IMU 的三维加速度和角速度信号，通过 Haar 小波 4 层分解提取低频系数构建 72 维特征向量。通过单因素方差分析验证特征显著性(所有维度 $P < 0.05$)，并采用 Benjamini-Hochberg 方法校正多重假设检验。最后通过最小-最大归一化实现特征标准化。

3 讨论

本研究对 5 种稳态模式和 8 种转换模式进行识别，本研究方法的识别率达到 98.51%，高于既往研究结果^[33]，这与本研究采用小波提取时频域特征来表征运动有关。有研究也使用时频域特征双树复小波来表征运动^[38]，但是本研究识别率仍然高于该方法，这跟本研究提取小波特征之前，先进行运动模式识别和 DTW 有关。在传感器的放置位置上，有研究将传感

器放置于患侧^[16]，本研究选择将传感器置于健侧腿，在患侧腿进行运动模式转换之前进行识别，避免了传感器放置于患侧带来的滞后性问题。在传感器的类型上，有研究使用多种类型传感器，如 IMU 和压力传感器等^[23,39]，而当前工作只使用 IMU 单一类型的传感器，避免了多模态传感器的信号融合问题。试验方法与结果对比见表 6。

目前该研究方向尚未有公开数据集发表，由于截肢者人数很少，且数据采集涉及隐私保护等问题，截肢者数据获取困难是目前该领域研究面临的普遍问题。采集 10 例健康受试者的模拟数据以及 1 例经胫骨截肢受试者数据，使用本研究方法进行试验。对于健康受试者，仅对 5 种稳态模式进行识别总体效果较好，若对 8 种转换模式进行识别，对于走-下楼和走-下坡，

表 6 方法与结果对比

Table 6 Comparison of experimental methods and results

文献	传感器		特征	运动模式种类/ <i>n</i>		识别精度/%
	类型	位置		稳态	转换	
苏本跃等 ^[33] (2020)	IMU	健侧	均值方差最值	5	8	95.10
Sheng 等 ^[38] (2021)	IMU	健侧	DTCWT 的 5 层低频系数	5	8	97.27
Liu 等 ^[39] (2023)	IMU	健侧	大腿相图形状	6	-	99.16
			膝关节角轨迹等			
Zheng 等 ^[23] (2024)	IMU	患侧	大腿倾斜角	7	18	98.04
			足部倾斜角			
			步态相位等			
本研究方法	IMU	健侧	Haar 小波的 4 层低频系数	5	8	98.51

注：DTCWT, dual-tree complex wavelet transforms。

走-上楼和走-上坡这些的较为相似的转换模式上，模型难以完全区分开。对 13 种运动模式的识别准确率相比单独对稳态模式或转换模式识别有所下降。从图 11 中可以看出，相较于之前研究，本研究方法一定程度上减少了稳态和转换模式之间的误分类，但是对于上坡-走和上坡，上楼-走和上坡-走以及下坡-走和下坡这几组相似性很高的运动，模型不能很好区分。

在截肢受试者的试验中，仅对 5 种稳态模式进行识别，准确率高达 100%，这与本研究使用 DTW 处理原始信号，将关键事件对齐有关。对于 8 种转换模式，上坡-走和下坡-走容易被误分类。13 种综合运动模式的混淆矩阵如图 12 所示。走-上楼、上坡-走、下坡-走、上楼-走的识别率相对较低。同时本研究所使用数据集仅有 1 例经胫骨截肢受试者，训练数据较少也可能是部分运动模式识别结果不理想的原因之一。

通过动态步态提取与特征对比试验可以看出，直接固定时间窗提取摆动相前 45 帧已实现较高的分类性能。但由于个体步态参数(步频、步幅、步速等)存在差异^[40]，固定时间窗提取的相位范围不一致。基于步态定义动态提取摆动相，确保相位一致性，并基于运动的周期性，对稳态模式的前后周期进行 DTW 以对齐关键事件以提高特征的一致性。相比固定时间窗方法，动态提取结合自适应时序对齐使统计特征和小波特征的准确率分别提升 0.94 和 0.53 个百分点，验证了该方法的有效性。特征对比方面，在相同数据条件下，小波低频系数凭借多尺度分析优势，较统计特征展现出更好的时频特性表征能力。

通过引入步态模式一致性检测区分稳态与转换模式，并结合 DTW 与小波分解的协同优化策略，提升

了步态特征的一致性与判别性。但步态模式一致性检测的准确率在 94.27%，被误检测为稳态模式的转换样本与前一步态周期摆动相强行对齐，会导致运动状态切换的部分信息丢失。后期会考虑优化一致性检测的策略。对于转换步选择使用原始信号来进行特征提取，没有深层次考虑转换步的去噪和关键事件的对齐问题。因此如何处理转换步的信号仍需要进一步讨论。

4 结论

本研究提出一种基于自适应时序对齐的智能下肢假肢运动意图识别方法，使用健侧腿的 3 个传感器获取加速度和角速度数据作为输入，利用稳态模式和转换模式的差异对连续步态周期的一致性进行检测，对于检测为一致的样本进行 DTW 对齐，随后对所有样本插值并提取小波特征，最后对 13 种不同的运动模式进行识别，识别准确率达到(98.51±0.89)%。此方法有效减小个体步态差异对特征表征的干扰，提升了步态特征的一致性与判别性。

利益冲突声明：所有作者声明不存在利益冲突。

[参考文献]

[1] 中国残疾人联合会. 2024 年残疾人事业发展统计公报[EB/OL]. (2025-05-08) [2025-06-11]. <https://www.cdpf.org.cn/zw-gk/zccx/tjgb/1706f34657364af9a52b67f77d8c9f2b.htm>.

[2] ASIF M, TIWANA M I, KHAN U S, et al. Advancements, trends and future prospects of lower limb prosthesis [J]. IEEE Access, 2021, 9: 85956-85977.

[3] 魏艳琴,曹学军,杨平,等. 下肢截肢者穿戴假肢行走能力的评价[J]. 中国康复理论与实践, 2016, 22(7): 855-859.

WEI Y Q, CAO X J, YANG P, et al. Evaluation for walking

- ability of lower limb amputees with prostheses: a literature analysis [J]. Chin J Rehabil Theory Pract, 2016, 22(7): 855-859.
- [4] 顾洪,李伟达,李娟. 智能膝关节假肢研究现状及发展趋势[J]. 中国康复理论与实践, 2016, 22(9): 1080-1085.
- GU H, LI W D, LI J. State-of-the-art and development of intelligent knee prosthesis (review) [J]. Chin J Rehabil Theory Pract, 2016, 22(9): 1080-1085.
- [5] 张意彬,吕杰,喻洪流. 基于模糊逻辑算法的智能膝关节假肢步态相位识别[J]. 中国康复理论与实践, 2023, 29(8): 896-902.
- ZHANG Y B, LÜ J, YU H L. Gait phase recognition in intelligent above-knee prosthesis based on fuzzy logic algorithm [J]. Chin J Rehabil Theory Pract, 2023, 29(8): 896-902.
- [6] 喻洪流. 康复机器人:未来十大远景展望[J]. 中国康复医学杂志, 2020, 35(8): 900-902.
- [7] 刘作军,许长寿,陈玲玲,等. 智能假肢膝关节的研发要点及其研究进展综述[J]. 包装工程, 2021, 42(10): 54-63.
- LIU Z J, XU C S, CHEN L L, et al. Key point and progress of intelligent prosthesis knee joint research [J]. Packaging Eng, 2021, 42(10): 54-63.
- [8] 王蕾,王辉,黄品高,等. 下肢截肢者行走意图识别方法研究进展[J]. 自动化学报, 2018, 44(8): 1370-1380.
- WANG L, WANG H, HUANG P G, et al. Progress and perspective of recognition methods for walking intention of lower-limb amputees [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(8): 1370-1380.
- [9] 孙为双,路知远,公维军,等. 表面肌电信号在脑卒中手功能康复机器人中的研究进展[J]. 中国康复医学杂志, 2025, 40(5): 790-794.
- [10] 张尧. 智能动力膝关节假肢的人体运动意图识别技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2024.
- ZHANG Y. Research on human locomotion intent recognition technology for intelligent powered knee prosthesis [D]. Changchun: Jilin University, 2024.
- [11] WANG E, CHEN X, LI Y, et al. Lower limb motion intent recognition based on sensor fusion and fuzzy multitask learning [J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2024, 32(5): 2903-2914.
- [12] MA X, LIU Y, ZHANG X, et al. Real-time continuous locomotion mode recognition and transition prediction for human with lower limb exoskeleton [J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2025, 29(2): 1074-1086.
- [13] CARVALHO S P, FIGUEIREDO J, CERQUEIRA J J, et al. Locomotion mode prediction in real-life walking with and without ankle-foot exoskeleton assistance [J]. Appl Intell, 2025, 55: 546.
- [14] 黄品高. 智能下肢假肢运动意图的感测与识别关键技术研究[D]. 深圳:中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020.
- HUANG P G. Study on the key technologies of motion intention sensing and recognition of intelligent lower limb prostheses [D]. Shenzhen: The University of Chinese Academy of Sciences (Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences), 2020.
- [15] 陈辉,任志刚,冯祖仁,等. 基于IMU和运动学的四足机器人对角支撑状态估计算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 2894-2902.
- CHEN H, REN Z G, FENG Z R, et al. State estimation for diagonal support of quadruped robot based on IMU and kinematics [J]. Control Decision, 2024, 39(9): 2894-2902.
- [16] 杨平,陈浩源,高睿馨,等. 基于低成本惯性测量单元和力敏电阻的足部三维运动数据建模[J]. 中国康复理论与实践, 2024, 30(10): 1224-1231.
- YANG P, CHEN H Y, GAO R X, et al. Three-dimensional modeling of foot motion based on low-cost inertial measurement unit and force sensing resistor [J]. Chin J Rehabil Theory Pract, 2024, 30(10): 1224-1231.
- [17] SU B Y, WANG J, LIU S Q, et al. A CNN-based method for intent recognition using inertial measurement units and intelligent lower limb prosthesis [J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2019, 27(5): 1032-1042.
- [18] 盛敏,夏安琦,王可林,等. 基于几何与物理特征融合的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 953-961.
- SHENG M, XIA A Q, WANG K L, et al. Movement intention recognition of intelligent lower limb prosthesis based on the fusion of geometric and physical features [J]. Control Decision, 2022, 37(4): 953-961.
- [19] KIM H, LEE D, MALDONADO-CONTRERAS J Y, et al. Mode-unified intent estimation of a robotic prosthesis using deep-learning [J]. IEEE Robot Autom Lett, 2025, 10(4): 3206-3213.
- [20] 唐易,陈奕希,喻洪流,等. 一种面向下肢假肢的运动意图识别方法及验证[J]. 信息与控制, 2023, 52(5): 598-606.
- TANG Y, CHEN Y X, YU H L, et al. Research and verification of a motion intention recognition method for lower limb prosthesis [J]. Inform Control, 2023, 52(5): 598-606.
- [21] CHEN Z, ZHANG T. Evaluation of basic sports actions for students based on DTW posture matching algorithm [J]. System Soft Comput, 2025, 7: 200196.
- [22] HAQUE M R, ISLAM M R, SAZONOV E, et al. Swing-phase detection of locomotive mode transitions for smooth multi-functional robotic lower-limb prosthesis control [J]. Front

- Robot AI, 2024, 11: 1267072.
- [23] ZHENG E, WAN J, GAO S, et al. Adaptive locomotion transition recognition with wearable sensors for lower limb robotic prosthesis [J]. IEEE ASME Trans Mechatron, 2024, 29(1): 279-289.
- [24] 王启宁,郑恩昊,陈保君,等. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1780-1793.
- WANG Q N, ZHENG E H, CHEN B J, et al. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1780-1793.
- [25] 盛敏,刘双庆,王婕,等. 基于 GMM-HMM 模型的智能下肢假肢运动意图识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 169-178.
- SHENG M, LIU S Q, WANG J, et al. Motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on GMM-HMM [J]. Chin J Sci Instrum, 2019, 40(5): 169-178.
- [26] 邵企能,王禾,胡天羿,等. 年龄与性别对人体步态生物力学特征的影响[J]. 应用力学学报, 2022, 39(6): 1193-1202.
- SHAO Q N, WANG H, HU T Y, et al. Effects of age and gender on biomechanical characteristics of human gait [J]. Chin J Appl Mechan, 2022, 39(6): 1193-1202.
- [27] WINTER D A. Biomechanics of normal and pathological gait [J]. J Mot Behav, 1989, 21(4): 337-355.
- [28] BERNDT D J, CLIFFORD J. Using dynamic time warping to find patterns in time series [C]. Seattle: Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 1994.
- [29] 苏本跃,张利,何清旋,等. 基于小波特征匹配的短时人体行为识别[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(1): 158-168.
- SU B Y, ZHANG L, HE Q X, et al. Short-time human activity recognition based on wavelet features matching [J]. J System Simul, 2023, 35(1): 158-168.
- [30] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Trans Intell Syst Technol, 2011, 2(3): 1-27.
- [31] 周绍磊,廖剑,史贤俊. 基于 Fisher 准则和最大熵原理的 SVM 核参数选择方法[J]. 控制与决策, 2014, 29(11): 1991-1996.
- ZHOU S L, LIAO J, SHI X J. SVM parameters selection method based on Fisher criterion and maximum entropy principle [J]. Control Decision, 2014, 29(11): 1991-1996.
- [32] AU S K, WEBER J, HERR H. Powered ankle-foot prosthesis improves walking metabolic economy [J]. IEEE Trans Robot, 2009, 25(1): 51-66.
- [33] 苏本跃,王婕,刘双庆,等. 惯性动捕数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(7): 1517-1530.
- SU B Y, WANG J, LIU S Q, et al. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(7): 1517-1530.
- [34] 夏安琦. 基于融合特征及分层策略的下肢假肢运动意图识别[D]. 安庆: 安庆师范大学, 2021.
- XIA A Q. Motion intention recognition of lower limb prosthesis based on fusion feature and stratification strategy [D]. Anqing: Anqing Normal University, 2021.
- [35] WANG N, AMBIKAI RAJAH E, LOVELL N H, et al. Accelerometry based classification of walking patterns using time-frequency analysis [C]. Lyon: 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007.
- [36] HE H, TAN Y, ZHANG W. A wavelet tensor fuzzy clustering scheme for multi-sensor human activity recognition [J]. Eng Appl Artif Intell, 2018, 70: 109-122.
- [37] 苏本跃,宗文杰,刘文瑶,等. 基于足底动力相数据和小波变换自适应分解的下肢意图识别方法[J]. 控制与决策, 2025, 40(10): 3005-3018.
- SU B Y, ZONG W J, LIU W Y, et al. Lower limb prosthesis intention recognition method based on powered plantarflexion phase data and wavelet transform adaptive decomposition [J]. Control Decision, 2025, 40(10): 3005-3018.
- [38] SHENG M, WANG W J, TONG T T, et al. Motion intent recognition in intelligent lower limb prosthesis using one-dimensional dual-tree complex wavelet transforms [J]. Comp Intell Neurosci, 2021, 2021: 563173.
- [39] LIU Y, AN H L, MA H X, et al. Novel feature extraction and locomotion mode classification using intelligent lower-limb prosthesis [J]. Machines, 2023, 11(2): 235.
- [40] ZHANG P, ZHANG J, ELSABBAGH A. Lower limb motion intention recognition based on sEMG fusion features [J]. IEEE Sens J, 2022, 22(7): 7005-7014.

(收稿日期:2025-07-30 修回日期:2025-08-28)